

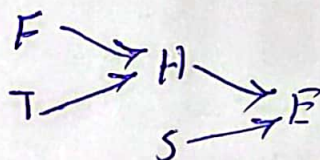
- **احتمال** می دانیم تیم A، ۱۶ امتیازی است و همچنین تیم B، ۱۶ امتیازی است یعنی در بازی از ۳ بازی خور دارد است.
پس چون می دانیم A ۱۶ امتیازی است نتیجه بازی رو در دو باقیم B را در نظر می گیریم.

$$P(A=4 | B, D) + P(A=4 | C, D) + P(A=4 | A, C, B) = 1$$

تقریب
احتمال پیروزی A در بازی مقابل B

$$\begin{aligned} & \xrightarrow{\text{در A و B}} \frac{P(A=4 | B)}{P(A=4 | B)} + \frac{P(A=4 | C)}{P(A=4 | C)} \\ & \quad \left(\frac{1}{3} \times \frac{1}{3} + \frac{1}{3} \times \frac{1}{3} \right) + \left(\frac{1}{3} \times \frac{1}{3} + \frac{1}{3} \times \frac{1}{3} \right) \\ & \quad \text{(در B مساوی است)} \quad \text{(در B مساوی است)} \\ & \quad = 2/9 \end{aligned}$$

شبکه های نیری



(الف)

$$P(E | S, H) \times P(S) \times P(H | F, T) \times P(F) \times P(T)$$

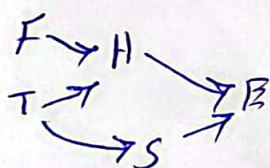
ب.

(ج)

$$P(F_+, T_-, H_+, E_-)$$

$$P(F_+) P(T_-) P(H_+ | F_+, T_-) \times P(S) \times P(E_- | S, H_+)$$

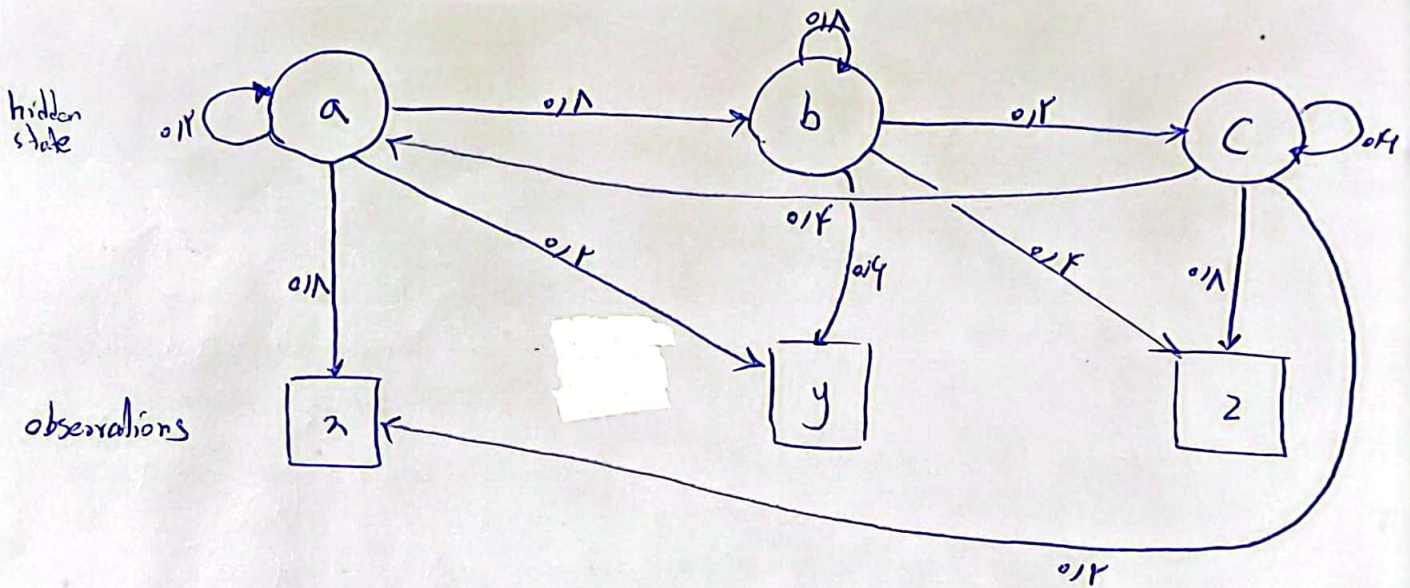
$$= P(F_+) P(T_-) P(H_+ | F_+, T_-) \times (P(S_+) P(E_- | S_+, H_+) + P(S_-) P(E_- | S_-, H_+))$$



۱) برای توضیح هر یک از متغیرها، استفاده از شبکه های نیری زیر می کنیم.
همچنین می دانیم طبق قانون هر node - شرط داشتن پدرانش از بقیه ی
node های غیر فرزندش مستثنی است

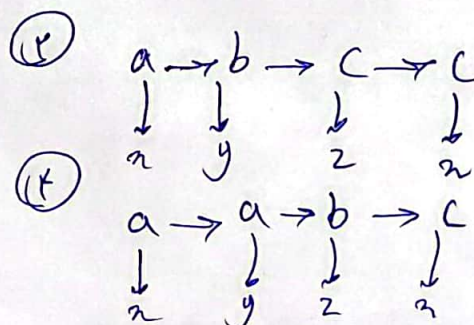
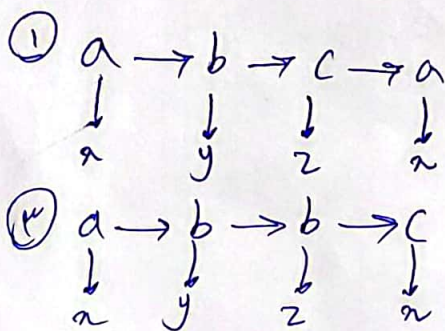
- غلط ہے، متغیر T مستقل ہوتے ہیں، مگر H شرطی استقلال انہما از بین ہر دو درخت (H) ہیں۔
ماہر مسئلہ ان دو ہیں۔ (درختیں فرزند موجب استقلال ہیں)
- ص ہے۔ بہ شرط درخت H چون بیکار است B از اجلاس متعلق است۔
- ص ہے 2 والد درخت H مستقل اند
- نفع ہے مادہ است چون ہر دو فرزند T هستند۔

HMM 1 تعریف HMM: احتمالات اولیه: $p(X_1) \Rightarrow \pi_a = 1, \pi_b = 0, \pi_c = 0$
احتمالات transition و emission: $p(x_i | s_i, s_{i-1})$



همچنین state diagram فوق را می توان به صورت دیگری نیز به صورت جدولی مطابق زیر نمایش داد:

X_i	X_{i-1}	P	R_i	E_i	P
a	a	0.1	a	x	0.1
a	b	0.1	a	y	0.2
b	a	0.1	b	y	0.4
b	b	0.2	b	z	0.4
c	a	0.1	c	x	0.2
c	b	0.1	c	z	0.1
c	c	0.1			



(ب)

$$\alpha_t(x_i) = \sum_{j=1}^{n-1} \alpha_{t-1}(x_j) p(x_i | x_j) p(y^t | x_i)$$

$$\alpha_1(x_i) = \pi_i p(y^1 | x_i)$$

forward Alg (ج)

میں بتائیں ← $p(y^1, y^2, \dots, y^t)$

$$= \sum_{i=1}^{n-1} \alpha_{t-1}(x_i)$$

$$\begin{cases} \alpha_1(a) = 0.18 \\ \alpha_1(b) = 0 \\ \alpha_1(c) = 0 \end{cases} \rightarrow \begin{cases} \alpha_2(a) = \alpha_1(a) p(a|a) p(y|a) = 0.18 \times 0.12 \times 0.12 = 0.002592 \\ \alpha_2(b) = \alpha_1(b) p(b|a) p(y|b) = 0.18 \times 0.18 \times 0.14 = 0.004536 \\ \alpha_2(c) = 0 \end{cases}$$

یہاں $\alpha_1(c) = 0$ کی وجہ سے $\alpha_2(c) = 0$ ہے۔

$$\begin{aligned} \rightarrow \alpha_3(a) &= 0 \\ \rightarrow \alpha_3(b) &= \alpha_2(a) p(b|a) p(z|b) + \alpha_2(b) p(b|b) p(z|b) = 0.002592 \\ \rightarrow \alpha_3(c) &= \alpha_2(a) p(c|a) p(z|c) + \alpha_2(b) p(c|b) p(z|c) = 0.0041 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \rightarrow \alpha_4(a) &= \alpha_3(c) p(a|c) p(x|a) = 0.00194 \\ \rightarrow \alpha_4(b) &= 0 \\ \rightarrow \alpha_4(c) &= \alpha_3(b) p(c|b) p(x|c) + \alpha_3(c) p(c|c) p(x|c) = 0.00124 \end{aligned}$$

$$\rightarrow p(O = x, y, z, x) = \frac{0.00194 \times 0.00124}{0.00322}$$

Brute force اور Bayes net کے طریقے سے مسئلہ کا حل کیا گیا ہے۔

① $a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow a$

$\downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow$
 $x \quad y \quad z \quad x$

$$p = p(x|a) \times p(a|c) \times p(z|c) \times p(c|b) \times p(y|b) \times p(b|a) \times p(a) \times p(x|a)$$

$$= 0.00194 \quad (+)$$

② $a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow c$

$\downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow$
 $x \quad y \quad z \quad x$

$$p = p(x|c) p(c|c) p(z|c) p(c|b) p(y|b) p(b|a) p(a|a) p(a) = 0.0024 \quad (+)$$

③ $a \rightarrow b \rightarrow b \rightarrow c$ $p = p(a|c) p(c|b) p(b|b) p(b|b) p(y|b) p(b|a)$
 $p(x|a) p(a) = 0.00491 \oplus$

④ $a \rightarrow a \rightarrow b \rightarrow c$ $p = p(a|c) p(c|b) p(b|a) p(a|b) p(y|a)$
 $p(a|a) p(a|a) p(a) = 0.00041 \oplus$

$\Sigma \oplus \approx 0.032$

د) الگوریتم viterbi معمولاً از روشهای evaluation و backward استفاده می‌کند.

در بخش اول بین evaluation روی داده‌های ممکن با برکت کنیم که دقیقاً کاری است که در قسمت brute force انجام داده‌ایم و آن را به صورت جدول ذخیره می‌کنیم.

۱	۰/۰۱۹۴
۲	۰/۰۰۷۳۲
۳	۰/۰۰۴۹۱
۴	۰/۰۰۰۴۱

در مرحله دوم یعنی بازگشتی ما، استفاده از اطلاعات ذخیره شده در جدول، مسیر بهترین را انتخاب می‌کنیم. (به شکل دایره را پیدا می‌کند). این عملیات را انتخاب به انتخاب و در نهایت مسیر بهترین را بازگرداند.

که در این حالت به ما همان $(a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow a)$ است
 که احتمال ۰/۰۱۹۴ دارد.

ه) در این بخش که خطاهای بسیار نزدیکی و احتمالات بسیار کوچک و نزدیکی به صفر است، ما می‌توانیم خطای متوسطی را بگیریم که این نزدیکی احتمالات و کوچک بودن آن‌ها باعث می‌شود که تخمین خوبی برای $P(0)$ نداشته باشیم. در واقع در این

ما خطای درصد ۴ دارد $P(0)$ را تخمین می‌زنیم $(\%4 = \frac{P(0, Q^*)}{P(0)} - 1)$ در واقع

چون حالات دیگر نیز بسیار احتمال نزدیکی به صفر دارند ما هیچ حالتی را نمی‌توانیم با خطای متغیران بهترین مسیر انتخاب کنیم.

(الف) احتمال $diagnostic$ یعنی تشخیص، به ما کمک می‌کند تا با داشتن درجه‌های ورودی احتمال رخداد یک پدیده را محاسبه کنیم.
 اما احتمال $causal$ یا علی در واقع نشان‌دهنده وقوع یک «پدیده» زمانی است که ^{در پدیده دیگری رخ داده} تیرا نشان رخ می‌دهد ما می‌خواهیم به
 بررسی کنیم چه‌قدر احتمال ایجاد کرونا در یک فرد وجود دارد که شاخص‌های کرونا تون را نشان می‌دهد.
 در احتمال تشخیص ما احتمال کرونا داشتن را با توجه به شاخص‌های مشخصه شده محاسبه می‌کنیم. اما احتمال علی
 - ما می‌توانیم، اگر شخص مورد نظر واقعاً این بیماری را داشته باشد، چه‌قدر این شاخص‌ها می‌توانند نشان‌دهنده بیماری دیگری
 باشند، در $Naive Bayes$ ما محاسبه‌ای احتمال تشخیص با استفاده از احتمال علی می‌پردازیم.
 چرا که در واقع احتمال ^{تشخیص} برای احتمال بروز یک پدیده با داشتن ویژگی‌هاست. اما احتمال علی، در حال توجه به
 نشان دادن علل وقوع یک پدیده خاص است. در واقع در احتمال علی، احتمال شرطی بلکه تشخیص معلوم.

$$P(\text{کرونا}) = \frac{P(\text{کرونا} | \text{علایم}) P(\text{علایم} | \text{کرونا})}{P(\text{علایم})}$$

تشخیص

$$P(\text{تست} + \text{بیماری}) = \frac{P(\text{بیماری} | \text{تست} + \text{ساعت}) P(\text{تست} + \text{ساعت})}{P(\text{تست} + \text{ساعت})}$$

Diagnostic

$$P(\bar{S} | \bar{T}) = \frac{P(\bar{T} | \bar{S}) P(\bar{S})}{P(\bar{T})} = \frac{P(\bar{T} | \bar{S}) P(\bar{S})}{P(\bar{T} | S) P(S) + P(\bar{T} | \bar{S}) P(\bar{S})}$$

$$= \frac{0.195 \times 0.199}{0.101 \times 0.101 + 0.195 \times 0.199} = \frac{0.19 \cdot 25}{0.19 \cdot 24} = 98.18\%$$

در این سند به دلیل وجود ۲ متغیر فرض بیماری استقلال آنها نکردیم. چرا که به دلیل ۲ متغیر یکی عامل دیگری است
 همان طوری که در $Naive Bayes$ داریم دو متغیر زمانی (بیماری) - بزرگ داشتن بزرگ یک مستقل اند
 این این وجود دارد.

استفاده از IG را برای هر فیچر محاسبه کنیم. که نیز می‌توانیم استناد از تعریف \rightarrow استفاده از تعریف \checkmark

$$-0.197 = \left(\frac{9}{15} \log \frac{3}{15} \right) - \left(\frac{4}{15} \log \frac{2}{15} \right)$$

حال برای هر فیچر به طور جدا:

مسافر خود $\rightarrow -\left(\frac{7}{15} \log \frac{4}{15} + \frac{1}{15} \log \frac{5}{15} \right) = -0.194$

سن $\rightarrow -\left(\frac{4}{15} \log \frac{3}{15} + \frac{4}{15} \log \frac{2}{15} + \frac{5}{15} \log \frac{1}{15} \right) = -0.19$

تاهل $\rightarrow -\left(\frac{1}{15} \log \frac{3}{15} + \frac{7}{15} \log \frac{4}{15} \right) = -0.178$

جنسیت $\rightarrow -\left(\frac{7}{15} \log \frac{1}{15} + \frac{1}{15} \log \frac{4}{15} \right) = -0.143$ *

بیشترین آنتروپی مربوط به جنسیت است. $IG = E_1 - E_2 = -0.197 + 0.143$

عمیقیت به رانگور می‌کنیم (برای مردان) \rightarrow چون آنتروپی برای زنان کمتر است و رانگور بیشتر است \checkmark

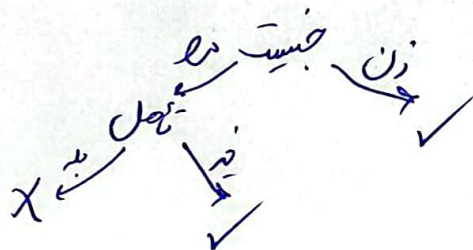
$$-0.181 = -\left(\frac{2}{18} \log \frac{1}{18} + \frac{4}{18} \log \frac{3}{18} \right)$$

تاهل $\rightarrow \frac{4}{18} \log \frac{1}{18} + \frac{2}{18} \log \frac{1}{18} = -0.173$ *

مسافر خود $\rightarrow \frac{4}{18} \log \frac{1}{18} + \frac{4}{18} \log \frac{3}{18} = -0.181$

سن $\rightarrow \frac{1}{18} \log \frac{1}{18} + \frac{4}{18} \log \frac{3}{18} + \frac{3}{18} \log \frac{2}{18} = -0.175$

فیچر سنی تاهل است. تا سه مرتبه بیشتر تقسیم \checkmark



نست ستم

عمود 0

عمود 1

شماره	pred	real
1	0	1
2	1	0
3	0	0
4	1	1
5	1	1
6	0	0
7	1	1
8	1	1

=> Cm:

pred		
1	0	
real	1	TP
	0	FN
	1	FP
	0	TN

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{4}{4+1} = 0.8$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{4}{1+4} = 0.8$$

$$\text{accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{4}{4} = 0.75$$

نست ستم

1) زمانی که وقت کار به طور بسیار زیادی بر داده ها منطبق شوند، یعنی در واقع وقت train بسیار بالا تر از وقت test باشد، در این اصل آن، ممکن است در وقت، تعداد کم از آن، انتخاب و ویژگی های زیاد که باید ایجاد یک مدل بسیار پیچیده و خاص می شود و نتیجه های با احتیاط را نیز شامل می شود. در واقع وقت در حال پیش رفتن در داده های نوین و اندک با دسته بندی پیش از دراست که در واقع ممکن است در ایجاد مدل کند و تعداد اعضای node های بزرگ را کم کند.

2) روش اول) pruning، این روش به معنای محدود کردن عمق درخت در هنگام (pre-prun) یا بعد از ساخت درخت است (post-prun). در روش pre در صورتی که بعد از وقت درخت تمام ساخته شدن به حد مناسب رسید دیگر ساختن و گسترش درخت ادامه نمی یابد. در روش post پس از انجام بررسی های cross validation و مشاهده خطا و استفاده از نتایج، تا به هر صورت درخت و کاهش ایجاد درختی که از overfitting جلوگیری کند.

روش دوم) regularization، در این روش با ایجاد محدودیت های مثل تعداد برگ ها، تعداد node ها، عمق درخت و حداقل عمق های لازم در هر node برای تقسیم و ... می توان از ایجاد شاخه های اضافی یا به اصطلاح جدید در وقت جلوگیری کرد. این روش در این روش و از overfitting جلوگیری می کند.

۱۱ ص. چون در هر بار یادگیری (epoch) تنها یک داده در stochastic دیده می شود، اما در Batch تمامی داده ها دیده می شوند.
 ممکن نیست روش stochastic سریعتر باشد (ممکن است هم نباشد)

۱۲ ص. این نیز صحیح است چرا که در Mini batch، استفاده از پردازش موازی افزایش سرعت دارد و همچنین مدل زودتر به حالت ایده آل می رسد و تعداد epoch های کمتر لازم دارد.

۱۳ ص. نسبت به قسمت ۱ به دلیل آنکه هر epoch مدت زمان کمتری می برد ممکن است این روش سریعتر به پایان برسد.

۱۴ ع. این ممکن نیست. چرا که نمی توان به تعداد کل batch موازی سازی انجام داد و همچنین لزوماً این حجم باید زیاد در حافظه گنجا باشد و به هر حال کند شدن محتمل تر است.

قسمت ۱۲

خیر، با اینکه f_{min} غیر خطی است اما چون مشتق آن به فرم خطی است می توانیم آن را به فرم خطی در آوریم.

نمی توانیم است اما خوب نیست. چرا که این تابع هیچگاه به صفر نمی رسد و در واقع به روز رسانی

بر مقدار قبلی w ها انجام نمی دهد، چرا که به فرم استاندارد Adam نه کاهش تعداد این استقفا کرده که در این

دائماً صورت می گیرد.